温州ミカンの品質を予測するニューラルネットワークモデル

森本哲夫¹・大内義典²・芳之内正幸²

¹ 愛媛大学農学部 790-8566 松山市樽味 3-5-7

² 愛媛県農林水産部 790-8570 松山市一番町4丁目4-2

A Neural-Network Model for Predicting the Quality of 'Satsuma' Mandarin

Tetsuo MORIMOTO¹, Yoshinori OUCHI² and Masayuki YOSHINOCHI²

¹ Dept of Biomechanical Systems, Ehime University, 3-5-7 Tarumi, Matsuyama, 790-8566, Japan

² Agriculture, Forestry and Fisheries Department, Ehime Prefecture,
4-4-2 Ichiban-cho Matsuyama, 790-8570, Japan

Abstract

A neural-network model was developed to predict the quality of 'Satsuma' mandarin during the final (harvesting) stage based on the past time series of both climate data and fruit-quality data. The time course changes in the climate data and fruit-quality data were collected from August to November, 1996 through 2002, and seven types of data sets were obtained during these seven years. Among them, six types of data sets were used for learning and one data set for validation. The climate factors that had the highest effect on the sugar content and citric acid of the fruit were rainfall and sunshine duration. Therefore, both the rainfall and sunshine duration were defined as input variables, and both the sugar content and the citric acid of the fruit as output variables for the modelling. It was difficult to model the relationship between the measured input and the measured output because they had a nonlinear correlation and large dispersion. However, the use of the time-series data for both the input (climate) and the output (fruit-quality) and choice of the optimal parameters for iteration number for learning, system parameter number and hidden neuron number provided good predictions.

Keywords : fruit-quality, neural network, prediction, 'Satsuma' mandarin, time series

緒 言

従来より、作物の生育を予測するため、いろいろなモデルがつくられてきた(Thornley, 1976). とくに最近では、対象の非線形特性をうまくモデル化できるニューラルネットワークの利用が多くなっている. たとえば, Elizondo *et al.* (1994) は、大豆の栽培において、日々の最低温度、最高温度、日長、定植後(または開花後)

の日数のデータから大豆の開花日(または大豆の成熟度合い)を予測するニューラルネットワークモデルを構築した. このモデルは、入力(気象条件、生育条件など)と出力(生育結果)の静的な関係をモデル化したものであり、従来の統計的手法(回帰曲線)よりも予測精度が高いことを示した. その他、芝生の生長予測(Tan and Smeins, 1996)、藻の開花の予測(Recknagel *et al.*, 1997)などに利用されている. 一方、Liu *et al.* (2001) は、トウモロコシの収量を予測するのに、経時変化(動的な特性)を考慮し、土壌のpH、肥料濃度、栽植密度などの栽培条件の他に、5, 6, 7, 8月の降雨量の時系列データを入力としたニューラルネットワークモデルを構築した. このモデルは、降雨量の経時変化に対する生育特性をモデル化しているので、一種の動的モ

2004年12月10日受付

2005年3月2日受理

Corresponding author: Tetsuo Morimoto
(morimoto@agr.ehime-u.ac.jp)

デルであり、この場合、出力は入力の時系列データのみから予測しているため、MA (moving average) モデルに対応する。動的なモデル化 (もしくは動的な同定) の利点は、時間的な変化に基づいてモデル化するので、システムの挙動が捉えやすく、より正確なモデルができる。また、入力としての環境条件をどのように操作してやれば出力 (生長量、品質) が良い結果になるか、その時間的な変化が見極めやすく、モデルベースの予測制御などに利用しやすい。しかし、この場合、出力 (収量) は入力 (栽培および気象条件) のみから予測しているため、出力にばらつきが多ければ、予測精度が低下する。

それで、システム同定における ARMA (autoregressive moving average) モデルのように、入力の時系列と出力の時系列の両方を利用すればもっと正確なモデルができる (Fasol and Jorgl, 1980; Strejc, 1980; Sagara *et al.*, 1981)。すなわち、出力の未来値を予測する場合、入力の時系列だけでなく、出力の過去の時系列も利用した方が予測精度は向上する。

そこで本報では、温州ミカンの最終的な品質を予測するため、ニューラルネットワークを利用して、一つ先 (1 ヶ月先で 11 月の収穫期) の糖度とクエン酸含量を、それまでの (8~10 月までの) 気象変動および糖度とクエン酸含量の過去の時系列データから予測するモデルを構築した。

材料および方法

1. 供試材料

供試材料は愛媛県の八幡浜で栽培されている宮川早生温州ミカン (*Citrus Unshu* Marcov.) である。果実の品質計測については、果実が発育、成熟する段階の 8~11 月にかけて 1 ヶ月毎に 6 個 (3 本×2 個/本) の果実を選んで糖度とクエン酸含量を測定し、それぞれ平均値を求めた。気象データについては、近隣の八幡浜消防署で測定されたデータを利用して、各月で 1 日当たりの平均値を求めた。

果実の糖度は屈折糖度計 (Atago, ATC-20 E) を用いて測定した。また、クエン酸含量は水酸化ナトリウム液による滴定法 (Hirose, 1987) で測定した。

2. モデル化の方法

本報におけるモデル化は、システム同定における ARMA モデルのように、入力の時系列と出力の時系列の両方を利用する。すなわち、(1) 式および図 1 に示すように、出力 (果実の品質) の一つ先 ($k+1$) の予測値 $y(k+1)$ は、入力 (気象条件) の一つ先 ($k+1$)、現在 k 、

図 1 一つ先 ($k+1$) の出力値 $y(k+1)$ を、現在 k および ($k-n+1$) 時点前までの出力時系列 $\{y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)\}$ と一つ先 ($k+1$)、現在 k 、そして ($k-n+1$) 時点前までの入力時系列 $\{u(k+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)\}$ から予測する方法 (n : システムパラメータ数)

Fig. 1 A method for predicting the next (final) value of the output $y(k+1)$ from the next value of the input $u(k+1)$ and the past time series of the input $\{u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)\}$ and the past time series of the output $\{y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)\}$. Here, the next value of the input $u(k+1)$ is obtained from one-month ahead weather forecast (n : number of system parameter).

そして ($k-n+1$) 時点前までの時系列 $\{u(k+1), u(k), \dots, u(k-n+1)\}$ と出力の現在および ($k-n+1$) 時点前までの時系列 $\{y(k), \dots, y(k-n+1)\}$ (n : システムパラメータ数) から推定する (Chen, *et al.*, 1990; Narendran and Parthasarathy, 1990; Isermann *et al.*, 1997)。一つ先の入力値 $u(k+1)$ および入出力関係を表す関数 $f(\cdot)$ が与えられれば、他は既知なので、一つ先の出力値 $y(k+1)$ が求められる。

$$y(k+1) = f(u(k+1), u(k), \dots, u(k-n), y(k), \dots, y(k-n+1)) \quad (1)$$

具体的には、1 ヶ月先 (11 月) の出力値 $y(1)$ は、1 ヶ月先の入力値 $u(1)$ 、現在まで (10, 9, 8 月) の入力時系列 $\{u(0), u(-1), u(-2)\}$ 、現在までの出力時系列 $\{y(0), y(-1), y(-2)\}$ から予測する。なお、1 ヶ月先の入力値 $u(1)$ は天気予報の 1 ヶ月予報から得られる。

3. ニューラルネットワークによる予測モデル

本報では、図 2 (a) に示すように、2 入力 (降雨量と日照時間) - 2 出力 (糖度とクエン酸含量) システム

を想定し、ニューラルネットワークを用いて動的モデル (black-box model) を構築する。なお、2入力にする理由は図3の計測結果の項で述べる。図2 (b) はその場合のニューラルネットワークである。入力層、隠れ層、出力層の3層から成る。動的モデルを構築するため、時間遅れオペレータを導入し、入力と出力の時系列をつくる。学習は、計測データを基に、二つの入力時系列 $\{u_1(k+1), u_1(k), \dots, u_1(k-n+1)\}$ と $\{u_2(k+1), u_2(k), \dots, u_2(k-n+1)\}$ および二つの出力時系列 $\{y_1(k), \dots, y_1(k-n+1)\}$ と $\{y_2(k), \dots, y_2(k-n+1)\}$ を入力層に入れ、また一つ先に対応する二つの出力値 $y_1(k+1)$ と $y_2(k+1)$ を出力層に入れて行う ($k=0, 1, 2, \dots, N, N+1$: Data number, n : System parameter number)。学習後における予測は、(1) 式に従って計算され、一つ先の出力の

(a) A two-input two-output system

(b) A three-layer neural network

図2 2入力-2出力動的システムを同定するための3層の階層型ニューラルネットワーク

Fig. 2 A three-layer neural-network model for identifying a two-input two-output dynamic system

予測値 ($y_1(k+1)$ と $y_2(k+1)$) は、1ヶ月予報で得られた一つ先の入力値 ($u_1(k+1)$ と $u_2(k+1)$) とそれまでの入力値 $\{u_1(k), \dots, u_1(k-n)\}$ と $\{u_2(k), \dots, u_2(k-n)\}$ から推定される。

学習法はネットワークの出力と教師信号との誤差が最小となるように、ネットワークの荷重係数としきい値を勾配法に基づいて調整する通常のエラーバックプロパゲーションである (Rumelhart, *et al.*, 1986; Hint, 1992)。すなわち、中間層ニューロン j から出力層ニューロン k への荷重係数の修正量 ΔW_{jk} は、次式のように、誤差に関係する要素 d_k と一つ前の修正量 $\Delta W_{jk}(\text{old})$ から求めるモーメント法を採用した (Nakano *et al.*, 1990)。しきい値の修正量 Δh_k も同様である。このときの学習係数は $\alpha=0.08$ 、モーメント係数は $\beta=0.8$ とした。

$$d_k = (T_k - O_k) \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \quad (2)$$

$$\Delta W_{jk} = -\alpha \cdot d_k \cdot Y_j + \beta \cdot \Delta W_{jk}(\text{old}) \quad (3)$$

$$\Delta h_k = \alpha \cdot d_k + \beta \cdot \Delta h_k(\text{old}) \quad (4)$$

ただし、 O_k はネットワーク (出力層ニューロン k) からの出力、 T_k は O_k に対応する教師信号、 Y_j は一つ前の層のニューロン j からの出力値である。

結果および考察

1. 気象条件に対するミカンの糖度とクエン酸含量の応答

まず、同定用のデータを示す。図3は1996~2002年までの各年における8~11月にかけての降雨量、日照時間、気温とそれに対する温州ミカンの糖度とクエン酸含量の経時変化である。1996~2002年 (7年間) の各年における入出力データを順番に1~7と番号付けし、七つのデータセット (7パターンの入出力データ) を示す。なお、降雨量、日照時間の値は各月の平均値、糖度とクエン酸含量の値は果実6個の平均値である。図より、糖度は、年によって初期値 (8月での値)、経時変化、最終段階 (11月) での値が大きく異なり、たとえば最終段階での年度間の標準偏差は ± 1.62 (12%) であり、ある程度のばらつきがみられる。これに対してクエン酸含量は、いずれも同じような変化パターンを示し、最終段階での値も標準偏差が ± 0.17 (4%) であり、年度間のばらつきは小さい。

さて、各年における糖度の違いは何に起因しているのだろうか。気象要因に的を絞ると、一般的には、糖度は気温 (最高気温、最低気温を含む)、降雨量、日照時間などに影響される (Ikeda *et al.*, 1983)。しかし、ここでは実際のデータに基づいて考える。気温は毎年同じよ

図3 気象要因（降雨量、日照時間、気温）に対する温州ミカンの糖度とクエン酸含量の経時変化

Fig. 3 Observed time course changes in the sugar content and the citric acid of the fruit as affected by rainfall, sunshine duration and air temperature.

うな変化をしており、年による差はほとんどないことがわかる。最高・最低気温についてもだいたい同様な傾向を示した。このことから、気温の影響は少ないと考えられる。日照時間については、年によってある程度の違いが見られるが、そんなに大きな差に見えない。これらに対して、降雨量は年による差異が顕著であり、各月によっても大きく変動している。これらのことから、愛媛県八幡浜地方における各年の糖度の違いは主に降雨量の違いから生じていると推測できる。降雨量がミカンの糖度に多大な影響を与えることについては多くの報告があり (Sakamoto and Okuchi, 1968; Hase, 1992), 夏から秋にかけての降雨をマルチで抑制し糖度を上げる研究が行われている (Matsumoto *et al.*, 1991; Nakazato *et al.*, 1996)。

したがって、本研究では、入力としては降雨量と日照時間の二つを選び、また出力としては糖度とクエン酸含量の二つを選んだ。

なお、入力（糖度に影響を与える環境要因）として気温も十分考えられるが、気温は毎年同じような変化を示し、それが年による糖度の違いに影響しているとは考えられないので、ここでは省いた。本研究のように、システム同定法に基づいて、各年毎の入出力データを学習してモデルをつくらうとする場合、各年の出力の違いに影響を与えない入力は極力避けた方がモデル化しやすいと考えられる。

2. 入力と出力の関係

つぎに、簡易な方法で入力（降雨量、日照時間）と出力（ミカンの糖度、クエン酸含量）の関係をみる。図4は図3における降雨量と糖度、日照時間と糖度の時系列データをそのまま平面上にプロットし、入出力の静的な関係を示したものである。気象データについてはその月の平均値を用いているが、糖度は経時変化を単純にプロットしただけなので、正確に静的な関係を表しているとは言えないが、ある程度の入力と出力の関係が読みとれる。(a)は降雨量と糖度の関係、(b)は日照時間と糖度の関係である。両図とも入力と出力の関係は非常にばらついており、すなわち同じ（もしくは同じような）入力でも出力の値は異なる場合があり、相関係数は非常に低い。なお、他の方法で静的な関係を調べても、たとえば気象データの1ヶ月の積算値を用いても、同様な結果であった。

ここで、ばらつきの原因を考えると、計測誤差（雑音）、他の環境要因の影響（外乱）、個体差、生物がもともと持っている“ゆらぎ” (Crutchfield *et al.*, 1986; Tawara, 1991; Aihara and Tokunaga, 1994) などが考

図4 降雨量と糖度および日照時間と糖度の静的関係

Fig. 4 Static relationships between rainfall and sugar content and between sunshine duration and sugar content.

えられる。個体差やゆらぎに関しては植物自体の問題なので、結局、植物応答データのばらつきは避けることができない問題と言える。したがって、単に入出力関係を調べるだけでは統計的に処理するだけでよいが、モデル化や制御などを考えると、目的に合うように、うまくデータ処理する必要がある。本研究では、結果の項で示すが、すべてのデータセットをモデル検証に使うて予測誤差を求め、それらの平均値でモデルの予測精度を比較し

た。

3. ニューラルネットワークによるモデル化

さて、このような入出力関係にばらつきがあるシステムをどのようにモデル化すればよいのだろうか。一般によく用いられるモデルは数式モデルであるが、その出力は決定論的に一つの値しか得られないので、ばらつき具合を表現できない。このため、通常は統計的に処理して回帰曲線（数式モデル）を求め、平均値と標準偏差を付加してばらつき具合を表現する。しかし、このままでは、ばらつきを認めているので、モデルによる予測値と実際の値とは一致しない場合が多い。結局、ばらつきの大きなシステムに関して、数式で精度の高いモデルをつくらうとしても根本的に無理がある。

つぎに、ニューラルネットワークによるモデル化をみる。ニューラルネットワークは人間と同じように、入力（原因）と出力（結果）の関係（ここでは入出力の変動パターン）を学習することによって、入出力に関わるモデルを構築できる。従来の回帰曲線などの手法より、推定精度が高いことが報告されている (Elizondo *et al.*, 1994)。

本報におけるモデル化は、図3の七つのデータセットの内、六つを学習用に用いてモデルを構築し、残り一つをそのモデルの精度を確かめるための検証用に用いた。なお、検証は予測値と実測値の差を評価することで行われる。

さて、ニューラルネットワークによるモデル化では、主にシステムパラメータの数（何個前までのデータを用いて出力を計算するか）と中間層ニューロン数を決定すればよいが、ここではデータがばらついているので、過剰学習 (over learning) に注意しなければならない (Liu *et al.*, 2001)。

まず、学習回数について調べた。図5は、二つ前までの時系列データを用いて出力値を予測するプログラムを用いて、データセット1をモデル検証用とした場合の学習回数とモデル検証誤差の関係である。(a)は糖度、(b)はクエン酸含量の場合である。白抜きは学習誤差、黒塗りはモデル検証誤差である。モデル検証誤差は学習誤差よりかなり大きいのが分かる。両図とも、学習回数が増すに従って学習誤差は小さくなる。しかしモデル検証誤差はある値までは小さくなるが、それ以上では逆に大きくなった。この原因は過剰学習のためと考えられる。すなわち、ばらついているデータを過剰学習すると、学習プロセスでは誤差が小さくなるが、学習用データに偏り過ぎるので、まったく別のデータを用いた検証のプロセスでは、逆に誤差が大きくなっていると考えられる。

(a) Sugar content

(a) Citric acid

図 5 学習回数と学習誤差およびモデル検証誤差 (データセット 1 をモデル検証用に使う)

Fig. 5 Validation and learning errors (%) versus iteration number for learning. The data set 1 was used for validation.

したがって学習回数は、糖度およびクエン酸含量のモデル検証誤差が最小となる学習回数=1,000回を選び、以後これを学習回数とした。

図 6 は、七つのデータセットにおいて、各データセット一つをそれぞれモデル検証用に用いた場合の各データセットとモデル検証誤差の関係である。たとえば、データセット 1 をモデル検証用に用いたときは、他の 2~7 は学習用であり、そのときのモデル検証誤差は 0.12 である。なお、この場合のシステムパラメータ数は 2、繰り返し回数は 1,000 回、中間層ニューロン数は 8 とした。

図 6 データセット 1~7 がそれぞれモデル検証用に使われた場合の糖度のモデル検証誤差

Fig. 6 Validation error for sugar content in the case that each data set 1, 2, ..., or 7 was used for validation.

図 7 データセット 1~7 がそれぞれモデル検証用に使われた場合のシステムパラメータ数と糖度のモデル検証誤差。

Fig. 7 Validation errors for the sugar content versus the number of system parameter (= 0, 1 and 2) in the case that each data set 1, 2, ..., or 7 was used for validation.

図より、どれをモデル検証用のデータセットにするかによってモデル検証誤差が大きく異なるのがわかる。

図 7 は、システムパラメータ数とモデル検証誤差の関係である。前述したように、モデル検証誤差は、どのデータセットをモデル検証用に用いるかで値が大きく異なるので、ここでは各システムパラメータ数 $n=0, 1, 2$ において、七つのデータセット各 1 個ずつをモデル検証用

表 1 図7での各システムパラメータ数 (0, 1, 2) とモデル検証誤差 (七つのパターンの平均値±標準偏差)

Table 1 Average values and standard deviations for system parameter number in Fig. 7.

Number of system parameter	Validation error for sugar content (%)
0	11.9±10.7
1	4.3± 3.9
2	9.8± 6.7

図 8 中間層ニューロン数と学習およびモデル検証誤差 (7 パターンの平均値) の関係

Fig. 8 Average learning and validation errors of all data sets for sugar content versus hidden neuron numbers.

に用いた場合の誤差を示している。なお、システムパラメータ数としては (予測に何個前までのデータを用いるかは), 0, 1, 2 の三つの値しか示していない。これは 8 ~ 11 月までの四つのデータしかないので, 最後の四つ目を予測するには現在 ($n=0$), 一つ前 ($n=1$), 二つ前 ($n=2$) までのデータを使うからである。表 1 は, このときの各システムパラメータ数におけるモデル検証誤差の平均値と標準偏差である。図および表より, システムパラメータ数が 1 のときのモデル検証誤差が最小であるのがわかる。このことは, 現在と一つ前までのデータを用いてモデル化するのが最良であることを示している。あまり過去までデータを長く取って学習すると, 検証では逆に誤差が増大する場合がある。この原因は, やはりデータがばらついていることに起因すると考えられる。

図 8 は, 中間層ニューロン数とモデル検証誤差の関係である。このデータは 1~7 の各データセットを 1 個ずつモデル検証用に用いた場合の学習誤差とモデル検証誤差の平均値を示している。顕著な差はあまり見られないが, 中間層ニューロン数が 8 のとき, モデル検証誤差が最小となった。このため, 中間層ニューロン数は 8 を選

図 9 気象要因 (降雨量と日照時間) の 1 ヶ月前 (9 月), 今月 (10 月), さらに 1 ヶ月先 (11 月) の時系列データと果実応答 (糖度とクエン酸含量) の 1 ヶ月前, 今月の時系列データから, 1 ヶ月先の収穫期 (11 月) における果実応答を予測した場合の予測値と実測値 (平均値±標準偏差で表す) との比較。なお, 1 ヶ月先 (11 月) の気象データは天気予報の 1 ヶ月予報を利用する。

Fig. 9 Comparisons of the estimated and observed responses of the sugar content and the citric acid of the fruit in the case that the data set 2 was used as a validation. In each figure, only the value at the final time point (November) was predicted by using the past two data at the present (October) and one step ago (September). Real values of the sugar content and the citric acid at their final time points were described in their average values and standard deviations.

んだ。

図9は、一例としてデータセット2をモデル検証用とし、最適な学習回数(1,000)、システムパラメータ数(1)、中間層ニューロン数(8)を選んで予測した場合の糖度とクエン酸含量の予測値と実測値との比較である。なお、予測する11月の実測値については、ばらつき具合(標準偏差)も示している。両者とも、予測値は実測値とよく一致しており、ばらつきの範囲内に十分収まっているのが分かる。

以上の結果は、本手法が複雑な気象条件に対する果実の品質特性を予測するのに有効であることを示している。

結 論

本研究は、ニューラルネットワークを用いて、過去7年間、8～11月にかけての温州ミカン栽培における気象(降雨量と日照時間)および果実の品質(糖度とクエン酸含量)の時系列データを学習し、収穫時期(11月)における品質を、それまでの(8～10月までの)気象および品質の時系列データから予測するモデルを開発した。2入力(降雨量と日照時間)→2出力(糖度とクエン酸含量)モデルである。

1. 計測された入力(降雨量と日照時間)と出力(糖度とクエン酸含量)の関係はばらつきが大きく相関が低かった。

2. ばらつきの大きなデータでは、学習用および検証用に、どのデータセットを選ぶかで、モデルの精度がかなり異なった。このため、学習用、検証用のデータセットをいろいろ変えてモデル化し、モデル検証誤差の平均値を求め、それを最小とするパラメータを選ぶのが妥当と考えられた。

3. システムパラメータ数は、モデル検証誤差を最小にするような値を選ぶことが重要であり、本実験では1が最適であった。すなわち、現在と一つ前(1ヶ月前)までの降雨量と日照時間の値および糖度とクエン酸含量の値を用いれば、次の月(1ヶ月前)のミカンの糖度とクエン酸含量を精度良く予測できると分かった。

4. 本研究は、対象としてフィールドで栽培されている温州ミカンを用いた研究結果であるが、内容はモデル化の方法論が中心であり、この成果は温州ミカンの温室栽培や植物工場等での栽培にも十分応用できる。

摘 要

本研究は、ニューラルネットワークを利用して、温州

ミカンの収穫時期における品質(糖度とクエン酸含量)の値を、それまでの品質および気象の時系列データから予測するモデルを開発した。学習およびモデル検証用のデータは、7年間、8～11月にかけて収集された七つのデータセットであり、各データは4点(8～11月)の時系列からなる。このうち六つを学習用に、一つをモデル検証用に用いた。品質に大きな影響を与える気象要因は降雨量と日照時間であり、とくに降雨量が顕著であった。それで2入力(降雨量と日照時間)→2出力(糖度とクエン酸含量)モデルを構築した。入力(気象要因)と出力(果実の品質)の関係は、非線形特性が強く、また実測データのばらつきが大きいので数式によるモデル化は困難であるが、3層のニューラルネットワークを用いて、入力と出力の現在および過去の時系列データを使用し、最適な学習回数、システムパラメータ数、中間層ニューロン数を選ぶことにより、精度の高いモデルを構築できた。

引用文献

- Aihara, K. and Tokunaga, T. 1994. Applied strategy of chaos (in Japanese) (カオス応用戦略). Ohmsha, Tokyo, 48-57.
- Chen, S., Billings, S.A., and Grant, P.M. 1990. Non-linear system identification using neural network. International Journal of Control 51(6): 1191-1214.
- Crutchfield, J. P., Farmer, J. D., Packard, N. H. and Show, R. S. 1986. Chaos. Scientific American, December, 62-68.
- Elizondo, D. A., McClendon, R. W., Hoogenboom, G. 1994. Neural network models for predicting flowering and physiological maturity of soybean. Transactions of the ASAE 37(3): 981-988.
- Fasol, K. H. and Jorgl, H. P. 1980. Principles of model building and identification. Automatica, 16: 505-518.
- Hase, Y. 1992. Soil water and fruit, Fruit tree edition, Systems of Agricultural Technologies (in Japanese) (土壌水分と果実, 農業技術体系果樹編). Rural Culture Association, Tokyo, 59-64.
- Hint, G. E. 1992. How neural networks learn from experience. Scientific American 12: 105-109.
- Hirose, K. 1987. Research method for citrus (in Japanese) (カンキツの調査方法), Edited by Okitsu Branch in National Institute of Fruit Tree Science (農林水産省果樹試験場興津支場編), 5-11.
- Ikeda, K., Taoka, A., Kimura, S., Ono, S., Nakanishi, M. Fujita, S. 1983. Effects of climatic factors and growth on the change of yield of Satsuma mandarin (in Japanese) (温州ミカンの収量変動に及ぼす

- 気象要因と生育諸形質の影響). Bulletin of Shikoku Agricultural Experimental Station, 41 : 18-44.
- Isermann R., Ernst, S., Nelles, O. 1997. Identification with dynamic neural. Preprints of 11th IFAC Symposium on System Identification 3 : 997-1022.
- Liu, J., Goering, C. E., Tian, L. 2001. A neural network for setting target corn yields. Transactions of the ASAE 44(3) : 705-713.
- Matsumoto, K., Oba, Y., Yahata, D. and Tsuda, K. 1991. Studies on the cultivation of covered with mulching film in Satsuma mandarin trees (1) Effects of soil-water management on fruit quality of Satsuma mandarin (in Japanese) (温州ミカンのフィルムマルチ栽培に関する研究 (第1報) 温州ミカンの品質に及ぼす土壌水分の影響). Bulletin of Fukuoka Agricultural Research Center, B-11 : 73-76.
- Nakazato, I., Matsunaga, S. and Kishino, I. 1996. Effects of strength, period of dry stress on fruit quality in film-mulching Satsuma mandarin trees (ウンシュウミカンのフィルムマルチ栽培における乾燥ストレスの期間及び程度が果実品質に及ぼす影響). Bulletin of Nagasaki Fruit Tree Experimental Station 3 : 1-10.
- Narendra, K. S. and Parthasarathy, K. 1990. Identification and control of dynamical systems using neural networks. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1(1) : 4-27.
- Nakano, H., Inuma, K., Fushikida, K., Iso, K. Kikuchi, Y., Doya, S. and Ito, K. 1990. Neuro-computer (in Japanese) (ニューロコンピュータ). Gijutsu-Hyohronsha, Tokyo, 24-84.
- Recknagel, P., French, M., Harkonen, P. and Yabunaka, K. 1997. Artificial neural network approach for modelling and prediction of algal blooms. Ecological Modelling 96 : 11-28.
- Rumelhart, D. E., Hinton G. E., Williams, R. J. 1986. Learning representation by back-propagation error. Nature 323(9) : 533-536.
- Sagara, S., Akizuki, K., Nakamizo, T. and Katayama, T. 1981. System identification (in Japanese) (システム同定). The Society of Instrument and Control Engineers, Tokyo, 75-179.
- Sakamoto, T. and Okuchi, S. 1968. Effects of rainfall on soluble solids and acid in Satsuma oranges (in Japanese) (温州ミカン果実の可溶性固形物, 酸に及ぼす降水量の影響). J. Jpn. Soc. Hort. Sci. 37(3) : 212-220.
- Strejc, V. 1980. Least squares parameter estimation. Automatica, 16, 535-550.
- Tan, S. S. and Smeins, F. E. 1996. Predicting grassland community changes with artificial neural network model. Ecological Modelling 84 : 91-97.
- Tawara, T. 1991. Chaos and health (in Japanese) (カオスと健康), Popular Medicine(からだの科学), 161 : 94-102.
- Thornley, J. H. M. 1976. Mathematical models in plant physiology. Academic Press, London, 1-232.